- 1. 上课约定须知
- 2. 上次作业复盘
- 3. 上次内容总结
- 4. 本次内容大纲
- 5. 详细课堂内容
 - 5. 1. MapReduce架构设计
 - 5. 1. 1. MapReduce 逻辑设计
 - 5. 1. 2. MapReduce 物理设计
 - 5. 2. MapReduce的核心Shuffle流程
 - 5. 3. MapReduce程序编写规范总结
 - 5. 4. MapReduce并行度决定机制
 - 5. 4. 1. MapTask并行度决定机制
 - 5. 4. 2. ReduceTask并行度决定机制
 - 5. 5. MapReduce序列化和分区分组
 - 5. 5. 1. 关于 MapReduce 的自定义分区
 - 5. 5. 2. 关于 MapReduce 的序列化
 - 5. 5. 3. 关于 MapReduce 的自定义分组
 - 5. 6. MapReduce Join实现
 - 5. 6. 1. Maploin 实现
 - 5. 6. 2. ReduceJoin 实现

6. 本次课程总结

7. 本次课程作业

1. 上课约定须知

课程主题: MapReduce--第一次课 (架构设计和企业最佳实践)

上课时间: 20:00 - 23:00

课件休息: 21:30 左右 休息10分钟

课前签到:如果能听见音乐,能看到画面,请在直播间扣 666 签到

2. 上次作业复盘

- 1、ZooKeeper作业:实现一个类似于 ZooKeeper 的数据模型存储系统。具备基本的树形结构和增删改 查功能,并且能进行冷启动数据恢复
- 2、HBase作业:实现一个类似于 HBase 的海量 key-value 存储系统。具备基本的低延时的随机读写功能,并且能进行冷启动恢复。

3. 上次内容总结

到此为止:我们已经学完了 ZooKeeper 和 HBase,总的来说,7次课,分别简单总结一下:

第一个知识点: ZooKeeper

1、ZooKeeper 相关的各种分布式理论

2PC 3PC Quorum机制 NWR读写模型 PAXOS/RAFT/ZAB CAP/BASE理论

2、ZooKeeper 企业最佳实践

ZK数据模型系统+监听机制 ZK应用场景和设计目的 ZK企业最佳实践:分布式锁,选举等

3、ZooKeeper 源码分析01

zookeeper基础功能支撑 zookeeper集群启动 zk选举准备 (startLeaderElection())

4、ZooKeeper 源码分析02

zookeeper选举(lookForLeader()) zookeeper状态同步

第二个知识点: HBase

1、HBase的设计思想头脑风暴

LSM-Tree + 跳表结构 HBase架构设计 HBsse核心概念 HBase表模型

2、HBase源码分析01

HBase集群启动

3、HBase源码分析02

DDL创建表 DML插入数据 flush动作

四个知识点:三大块(存储块,计算块,其他)

1, HDFS

2、Kafka

3、ZooKeeper

4、HBase

4. 本次内容大纲

从今天开始,给各位讲解两次的 MapReduce,了解最开始的分布式计算引擎是如何一回事。

请注意:计算引擎分为两部分:编写分布式应用程序的API+资源管理调度引擎,新版本的 MapReduce 就只是一套编程 API,最终帮助程序调度资源运行起来的是 YARN。同样,Storm, Spark,Flink 等也都是包含这两部分,并且也都可以运行在 YARN 当中。

今天是 MapReduce(编程模型 一套编写分布式应用程序的API) 的第一次课,主要讲解 MapReduce 的核心运行机制 和 企业最佳实践。

1、MapReduce 的架构设计和工作原理

MapReduce架构设计

MapReduce的核心Shuffle流程

MapReduce并行度决定机制

2、MapReduce 企业最佳实践

MapReduce程序编写规范总结

MapReduce序列化和分区分组

MapReduce Join实现

5. 详细课堂内容

5.1. MapReduce架构设计

两个问题:

- 1、真实的产生背景: google最早研发并发布论文
- 2、一个简单的问题:一个书架(我:一个人) + 一个图书馆(馆长:一个管理团队)

既然复杂问题,单台计算搞不定,那么就发挥人多力量的优势:组建一个多服务器组成的集群来搞定分布式并行计算。核心过程为:

- 1、第一阶段 Mapper (提取特征的过程): 复杂大任务拆分成多个小任务并行执行计算
- 2、第二阶段 Reducer(执行逻辑的地方): 把第一阶段的并行执行的小任务的执行结果进行汇总

MapReduce: 所以一句话总结: 分而治之 + 并行计算。

把单机计算程序,扩展成分布式计算应用程序,会遇到非常多的问题:

- 1、数据存储的问题,首先需要搞定海量数据存储的问题。
- 2、运算逻辑至少要分为两个阶段, 先并行计算(map), 然后汇总(reduce)结果
- 3、这两个阶段的计算如何启动?如何协调?
- 4、运算程序到底怎么执行?数据找程序还是程序找数据?
- 5、如何分配两个阶段的多个运算任务?
- 6、如何管理任务的执行过程中间状态,如何容错?
- 7、如何监控和跟踪任务的执行?
- 8、出错如何处理? 抛异常? 重试?

计算框架: 具备的能力: 阶段的控制, 任务的协调, 跟踪, 监控, 容错等各种通用功能!

真正的计算逻辑是不能封装的! 定义好处理流水线! 通用的部分给默认实现, 需要用户自定义的地方, 定义规范。

一个分布式计算应用程序的执行会分成很多个步骤:

读取数据 + 执行计算1 + 数据混洗阶段 + 执行计算2 + 输出结果

具体的MapReduce实现;

读取数据: InputFormat + RecordReader, HDFS (TextIntputFormat + LineRecordReader)

执行计算1: Mapper (规范: 逐行处理,接收一条数据,返回一条数据)

提取待计算数据value的特征key

数据混洗阶段: Shuffle(决定Mapper阶段的数据如何被分发到Reducer的逻辑)

执行计算2: Reducer (规范: 聚合分析,聚合处理: 接收一组数据,返回一条数据)

经过上一个步骤的数据分发,现在当前节点已经接受到某个特征的所有的待计算的值,然后执行汇 总逻辑即可

输出结果: OutputFormat + RecordWriter, HDFS (TextOutputFormat + LineRecordWriter)

MapReduce: 计算框架 = 通用功能的封装 + 自定义的处理逻辑

5.1.1. MapReduce 逻辑设计

首先来看**逻辑实现**:以任何生活场景为例,当一件事变得复杂了之后,原来由一个人可以干完的活儿,就需要由一个团队去做,这就涉及到怎么切分任务,怎么调度跟踪监控任务的执行。

WordCount 单词计数(单词切割的时候,得到是一个个的单词,到底应该把那些个单词对应的一次汇总成最终的次数呢?)最大的问题:一定要把所有的该加起来合并的1一定要收集到一起来执行汇总

数据源 ---->

数据源: hdfs hbase MySQL 数据读取组件

设计通用实现: InputFormat + RecordReader

默认实现: TextInputFormat + LineRecordReader

第一阶段的逻辑计算 ----> 其实就是给每一个需要计算的value打上标记(提取特征)

可能的计算逻辑: 复杂多样

设计通用实现: 定义好怎么给数据执行处理, 怎么收集结果, 到底如何计算流程用户自定义

默认实现: MapTask, 核心: 执行 mapper.run()(setUp() + map() + cleanup())

(其实就是针对原始数据进行改造,提取需要计算的数据value,并加上特征key)

真正的有意义的理解:把待计算的value提取到一个key,用来作为标识,以方便,在网络传输过程中,知道哪些value应该被传送到那些第二阶段的计算节点上!

两阶段之间的中间过程 ---->

数据传输可能性: 需要根据第一阶段提取的key,来进行value的汇总

设计通用实现:按照待计算的数据value的特征key进行网络传输,把相同的key的value传输到同一个节点作

默认实现: Shuffle机制 (Partitioner Sorter Combiner)

第二阶段的逻辑计算 ----> 通过上一个步骤的网络数据传送,相同特征的所有的value已经被汇总到当前 节点

可能的计算逻辑: 复杂多样

设计通用实现: 定义好怎么给数据执行处理, 怎么收集结果, 到底如何计算流程用户自定义

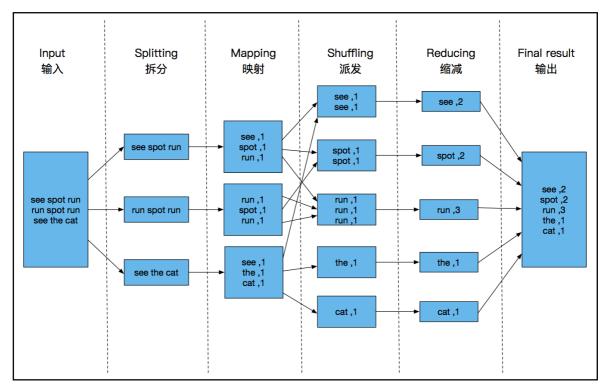
默认实现: ReduceTask,核心: 执行 reducer.run()(setUp() + reduce() + cleanup()) (执行之前,框架已经帮助我们完成了关于相同特征数据收集到一起的问题)

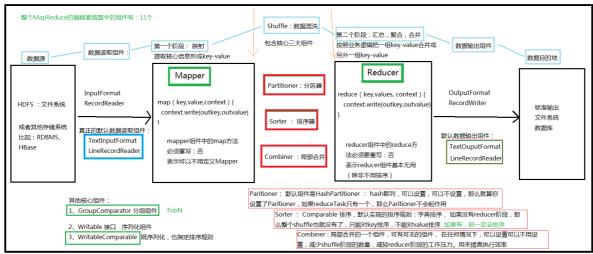
数据目的地 --->

数据目的地: hdfs hbase MySQL

设计通用实现: 专门负责数据写出的组件: OutputFormat + RecordWriter

默认实现: TextOutputFormat + LineRecordWriter





5.1.2. MapReduce 物理设计

再来看**物理实现**:任何一个分布式应用程序,首先都必须具有一个主控程序,我们姑且称之为 AppMaster,由于 MapReduce 会按照两阶段执行的思路来做,所以如何在调度完第一阶段的 Task 执 行结束之后,再去调度第二阶段 Task 的执行是重中之重。

完整的一个分布式应用程序的执行:

```
      1、第一阶段: N个MapTask

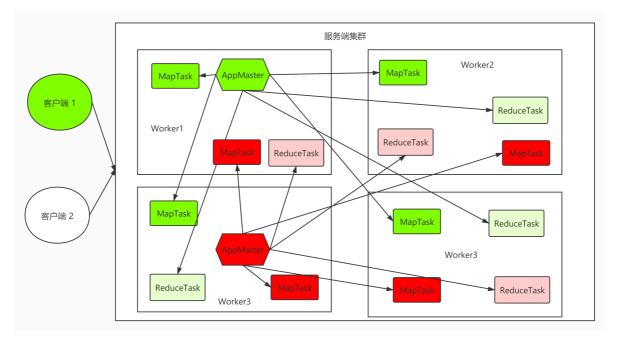
      2、第二阶段: N个ReduceTask

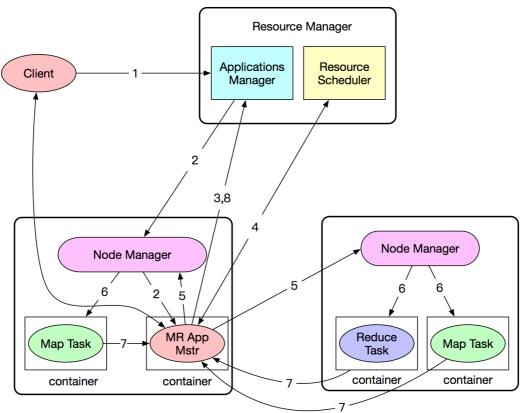
      分布式集群 多个分布式计算应用程序 AppMaster Task

      一家公司 老板 多个项目团队 Leader 成员
```

为什么在 Hadoop -2.x 版本中,把原来的 MapReduce —分为二,变成 MapReduce(编程框架)和 YARN(资源调度) 两个组件? Spark (Application Job Stage Task)

整体思路如下:





分布计算的核心思想:多阶段的多Task并行计算框架

5.2. MapReduce的核心Shuffle流程

关于 MapReduce 的复杂性的解释:

- **1**、从功能上:从第一个阶段的每个Task执行节点中,把具有相同特征key的数据value分发到同一个节点。每个节点都得做这个事
- 2、从过程上:

第一个阶段的所有 Task 在理论上来说,都需要给第二个阶段的每个 Task 传送数据 第二个阶段的所有 Task 在理论上来说,都需要从第一个阶段的每个 Task 拉取数据

3、从效率上,

最终第二个阶段的任意一个Task都会拉取到上游阶段的很多个结果文件

假设现在想要获取 第一个特征所对应的所有的value: 把所有文件都扫描一次,拿出来当前这个key对应的所有value, 然后来执行一次 reduce 方法的逻辑

如果需要获取第二个key的所有数据,那么还是使用同样的方式!

假如现在这个 ReduceTask 有一万个不同的key, 那么这些文件需要被扫描一万次

问题是什么?

现在每拿取到一组数据,就需要从所有数据文件中,扫描一次!简化一下:就是一个乱序文件!

解决方案是什么?针对所有的拉取到的数据文件,执行合并排序!效果:扫描文件一次,每扫描一段,就得到一组数据

hello,1

world,1

hello,1

world,1

hello,1

hello,1

world,1

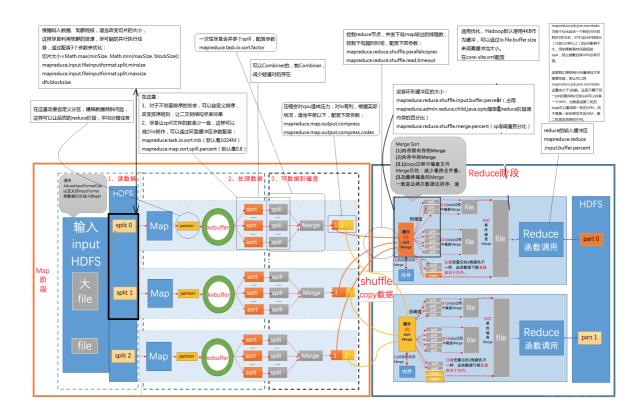
world,1

父辈: 四兄弟 子辈: 六兄弟

- 1、为什么 MapReduce 有 Reducer 阶段,就一定会有 排序的动作?
- 2、为什么 MapReduce 的数据处理模型是 Key-Value 类型?

Shuffle 是 MapReduce 应用程序执行过程中,最重要的一个过程。也是所有的分布式计算引擎,都必须支持的一个工作阶段。

详细的内容: 请参考我的博客: https://blog.csdn.net/zhonggi2513/article/details/78321664



5.3. MapReduce程序编写规范总结

MapReduce 的 API 设计类似于 责任链设计模式 的实现!

MapReduce 为什么叫 MapReduce,核心思想来源于一个函数式编程语言:lisp,它是一种函数式的编程语言,里头提供和实现了 map 和 reduce 两种函数。

```
Job (InputFormat + RecordReader Mapper Partitioner Sorter Combiner Reducer
OutputFormat + RecordWriter )

Configuration conf = new Configuration();
Job job = Job.getInstance(conf);

job.setMapperClass(xxx);
job.setReducerClass(xxx);
job.setPartitionerClass(xxxx);
...

job.submit();
```

```
public class WordCount {
   public static void main(String[] args) throws Exception {
                                                                mapreduce的主入口,其中
       Job job = Job.getInstance();
                                                                用job来管理该程序
       job.setMapperClass(WCMapper.class);
        job.setReducerClass(WCReducer.class);
        job.submit();
   private static class WCMapper extends Mapper<LongWritable, Text, Text, LongWritable>{
       @Override
       protected void map(LongWritable key, Text value,
               Mapper<LongWritable, Text, Text, LongWritable>.Context context)
               throws IOException, InterruptedException {
           // 在此写maptask的业务代码
                                      WordCount的maptask业务代码
       }
   private static class WCReducer extends Reducer<Text, LongWritable, Text, LongWritable>{
       @Override
       protected void reduce(Text arg0, Iterable<LongWritable> arg1,
               Reducer<Text, LongWritable, Text, LongWritable>.Context arg2)
               throws IOException, InterruptedException {
           // 在此写reducetask的业务代码
                                       WordCount的reducetask业务代码
       }
}
```

MapReduce程序编写规范

- 1、用户编写的程序分成三个部分: Mapper, Reducer, Driver(提交运行MapReduce程序的客户端)
- 2、Mapper的输入数据是KV对的形式(KV的类型可自定义)
- 3、Mapper的输出数据是KV对的形式(KV的类型可自定义)
- 4、Mapper中的业务逻辑写在map()方法中
- 5、map()方法(mapTask进程)对每一个输入<K,V>调用一次
- 6、Reducer的输入数据类型对应Mapper的输出数据类型,也是KV对的形式,简单说,mapTask的输出KV就是reduce的输入KV
- 7、Reducer的业务逻辑写在reduce()方法中
- 8、ReduceTask进程对每一组相同k的<K,V>组调用一次reduce()方法
- 9、用户自定义的Mapper和Reducer都要继承各自的父类
- 10、整个程序需要一个Drvier来进行提交,提交的是一个描述了各种必要信息的Job对象

5.4. MapReduce并行度决定机制

5.4.1. MapTask并行度决定机制

一个完整的 MapReduce 程序在分布式运行时有两类实例进程:

```
1、MRAppMaster: 负责整个程序的过程调度及状态协调 主控程序
2、Yarnchild: 负责map阶段的整个数据处理流程
3、Yarnchild: 负责reduce阶段的整个数据处理流程 第一阶段 第二阶段的 Task
```

以上两个阶段 MapTask 和 ReduceTask 的进程都是 YarnChild,并不是说这 MapTask 和 ReduceTask 就跑在同一个 YarnChild 进行里

FileInputFormat中默认的切片机制

代码实现:

```
# 决定核心切片逻辑
List<InputSplit> splits = FileInputFormat.getSplits(JobContext);

# 计算逻辑切片大小: 默认等于 128M = 数据块大小
long splitSize = computeSplitSize(blockSize, minSize, maxSize)
# 翻译一下就是求这三个值的中间值,片主要由这几个值来运算决定:
# blocksize: 默认是128M, 可通过dfs.blocksize修改
# minSize: 默认是1, 可通过mapreduce.input.fileinputformat.split.minsize配置
# maxsize: 默认是Long.MaxValue, 可通过
mapreduce.input.fileinputformat.split.maxsize配置

# 负责封装和生成切片对象
makeSplit(file, start, length, hosts, inMemoryHosts)
```

两个问题:

- 1、200个200M文件执行MapReduce最终启动多少个Task? 400 个 200个130M文件执行MapReduce最终启动多少个Task? 200 个
- 2、当一行数据,在存储时,被切断了,前半行在上一个数据块中,后半段在下一个数据块中,请问 MapReduce程序如何处理? 每个MapTask 读取数据的时候,只会读取到当前这个输入逻辑切片的最后一个换行符, 除了第一个MapTask以外,所有的其他的Task 都在读取输入数据的时候,要先读取上一个Task的最后半行数据

关注一个细节:在 FileInputFormat 中有一个方法叫做:

```
protected boolean isSplitable(FileSystem fs, Path filename) {
   return true;
}
```

他的作用是用来指定:一个文件在进行处理的时候,是否要分开处理。如果你的需求需要将每个文件单独处理的话,请让这个方法返回: false

5.4.2. ReduceTask并行度决定机制

关于 ReduceTask 的并行度决定机制, 很暴力的:

- 1、如果没有自定义数据分区规则,则直接使用如下代码随意设置: job.setNumReduceTasks(numTasks);
- 2、如果有自定义数据分区规则的话,依然通过上述代码进行设置,只不过需要注意的时候,这个 numTasks 就不能随意设置了。需要和自定义分区器的分区数量匹配。否则会出现一些问题:

如果你设置的分区数 大于 应该设置的标准值:出现了一些空跑 Task,并且输出空结果文件如果你设置的分区数 等于 应该设置的标准值:Bingo!!! 如果你设置的分区数 小于 应该设置的标准值:程序运行报错

分区器的分区个数 reduceTask的个数 最终reducer阶段的结果文件个数 numTasks

如果设置为0,请注意:

不管你 Reducer 定义了什么逻辑,不管你定义了什么 Partitioner 都将失去作用。 最终的 MapReduce 程序只会运行: Mapper 阶段的 Task,然后直接结束。

5.5. MapReduce序列化和分区分组

5.5.1. 关于 MapReduce 的自定义分区

默认实现: HashPartitioner

```
public class HashPartitioner<K, V> extends Partitioner<K, V> {
    // 返回值取值范围: [0, numReduceTasks)
    public int getPartition(K key, V value, int numReduceTasks) {
        return (key.hashCode() & Integer.MAX_VALUE) % numReduceTasks;
    }
}
```

如何自定义:

```
class MyPartitioner extends Partitioner{
  int partition(key, value, numberReduceTasks){
    if(phone.substring(0, 3).equals("133")){
        return 0;
    }else if(phone.substring(0, 3).equals("134")){
        return 1;
    }else if(phone.substring(0, 3).equals("135")){
        return 2;
    }else if(phone.substring(0, 3).equals("136")){
        return 3;
    }else if(phone.substring(0, 3).equals("137")){
        return 5;
    }else{
        return N;
    }
}
```

最终所有的数据,分成了6个分区。确定几个细节:

- 1、分区的真实个数是由最大值来决定的,不是由返回值的个数来决定。
- 2、你在确定分区的编号的时候,一定要注意:从0开始,使用自增的整数,不要空。

```
job.setParititoner(MyPartitioner.class);
job.setNumberReduceTasks(number = N+1);
```

如果按照上述代码进行分区设置,则该 MapReduce 程序会运行 6 个 ReduceTask,编号分别是: 0 1 2 3 4 5

5.5.2. 关于 MapReduce 的序列化

ZooKeeper 的序列化机制;

```
class Student implements Record{
    serialize()
    deserialize()
}
```

Hadoop 的序列化:

```
public interface Writable {
    // 序列化方法
    void write(DataOutput out) throws IOException;
    // 反序列化方法
    void readFields(DataInput in) throws IOException;
}
```

```
public interface WritableComparable<T> extends Writable, Comparable<T> {
}
```

总结两个要点:

- 1、如果你自定义的类要作为value的类型,那么该类只需要去实现writable接口
- 2、如果i自定义的类要作为key的类型,那么必须实现: WritableComparable 因为: shuffle过程中,有排序的动作,所以,你自定义的类,必须要有能比较大小的能力

5.5.3. 关于 MapReduce 的自定义分组

某些需求可能会出现: 分组规则 和排序规则 不一致。

来看一个需求便懂:

```
求出每门课程参考学生成绩最高的学生的信息: course, name 和 score
```

数据格式:

```
course, name, score
```

两个细节:

```
1、shuffle中的排序: course,score
  if(o1.getCourse() == o2.getCourse()){
     return o1.getScore() - o2.getScore();
  }else{
     return o1.getCourse() - o2.getCourse();
  }
2、分组规则: course
  if(o1.getCourse() == o2.getCourse()){
     return 0
  }else{
     return 1;
  }
```

reduce 方法中,同样能拿到这一组的所有数据!(数据量大量小的问题不确定!) 则对于 MapReduce 应用程序来说,需要指定两个规则。

```
class DataKey implements WritableComparable<DataKey>{
   private String course;
   private String name;
   @override
   public void write(DataOutput out) throws IOException {
       out.writeUTF(course);
       out.writeUTF(name);
   }
   @override
   public void readFields(DataInput in) throws IOException {
       this.course = in.readUTF();
       this.name = in.readUTF();
   }
   // 排序顺序: 该方法决定数据的先后顺序, 如果没有通过
   // job.setGroupingComparatorClass(MyWritableComparator.class);
   // 方法设置额外的排序规则的话,该方法即是排序规则,也是分组规则。
   // 返回的大小关系,用来决定数据的先后顺序关系
   // 返回的是否等于0的结果,用来决定这两条数据是否是同一组的数据
   @override
   public int compareTo(CourseScore o) {
       return o.getCourse().compareTo(this.getCourse());
   }
```

5.6. MapReduce Join实现

在分布式计算引擎中,实现 Join 的思路有两种:

1、MapJoin,顾名思义,Join 逻辑的完成是在 Mapper 阶段就完成了,这是假定执行的是 MapReduce 任务,如果是 Spark 任务,表示只用一个 Stage 就执行完了 Join 操作。

优点:避免了两阶段之间的shuffle,效率高,没有shuffle也就没有了倾斜。

缺点:多使用内存资源,只适合大小表做join的场景

2、ReduceJoin,顾名思义,Join 逻辑的完成是在 Reducer 阶段完成的。那么如果是 MapReduce 任务,则表示 Mapper 阶段执行完之后把数据 Shuffle 到 Reducer 阶段来执行 Join 逻辑,那么就可能导致数据倾斜。如果是 Spark 任务,意味着,上一个 stage 的执行结果数据 shuffle 到 下一个 stage 中来完成 Join 操作,同样也可能产生数据倾斜。

优点:这是一种通用的join,在不产生数据倾斜的情况下,能完成各种类型的join

缺点:会发生数据倾斜的情况

三个要素:

- 1、按照链接条件做key去扫描 两个表的数据,用查询字段当做value
- 2、在value中添加 flag, 用来标识这个value来自于a表还是来自于b表
- 3、在reducer中,根据标识来把一组key相同的values进行标识区分,区分完之后的两个集合做笛卡尔积。

5.6.1. MapJoin 实现

见 Hive 调优!

5.6.2. ReduceJoin 实现

见 Hive 调优!

6. 本次课程总结

本次课程涉及到的内容其实很多,总结来说,两个大的方面:

1、MapReduce 的架构设计和工作原理
MapReduce架构设计
MapReduce程序编写规范总结
MapReduce的核心Shuffle流程
MapReduce并行度决定机制2、MapReduce 企业最佳实践
MapReduce序列化和分区分组
MapReduce Join实现

首先,第一部分内容告诉你:MapReduce 是在什么样的背景下产生的,并且它的工作机制是什么样的。

然后,第二部分内容告诉你:你在使用 MapReduce 的时候,需要注意的一些细节。

要学好 MapReduce, 或者说,真正理解 MapReduce 的设计精髓,最重要的就是理解两个问题:

- 1、为什么 MapReducer 有 Reducer 阶段,就一定会有 排序的动作?
- 2、为什么 MapReduce 的数据处理模型是 Key-Value 类型?

7. 本次课程作业

数字排序并加序号源数据:

第一个数据文件: data-source-1.data

2 32 654 32 15

第一个数据文件: data-source-2.data

756
65223
5956
22
650
92
26
54

2、最终结果:

第一个结果文件: result-0

1 2 2 6 3 15 4 22 5 26

第二个结果文件: result-1

6 327 32

8 54

9 92

10 650

第三个结果文件: result-2

11 654

12 756

13 5956

14 65223

3、作业要求

- 1、不能在本地运行得到结果,必须在集群运行得到结果
- 2、必须不能使用一个 ReduceTask 去执行,必须使用多个 ReduceTask 来执行。